长江三角洲地区植被净初级生产力时空演变及其驱动因素

吴 达[1], 邵光成[1], 陈广兵[2], 刘正军[2], 姜恩勉[3], 戚荣婷[3], 刘宗奇[1]
(1.河海大学 农业科学与工程学院, 江苏 南京 210098;
2.淮安市淮安区水利局, 江苏 淮安 223200; 3.宿迁市沭阳县水利局, 江苏 宿迁 223600)

摘 要: [目的] 探究2001—2023年长江三角洲(长三角)区域植被净初级生产力(net primary productivity, NPP)的时空变化规律及驱动因素,为该区域制定合理生态保护策略提供科学依据。[方法] 基于长时序MODIS NPP数据,采用趋势分析、Hurst指数分析、偏相关分析、残差分析及随机森林回归与SHAP可解释分析方法,分析长三角地区植被NPP时空变化特征及其影响因素。[结果] 2001—2023年长三角地区植被NPP值呈上升趋势,年均增长量为3.39 g/(m²·a)(以C计);其空间分布呈现"南高北低"的特征。其中,浙江省NPP均值显著高于其他省区。栅格尺度显示研究区Theil-Sen平均值为2.71 g/(m²·a),植被NPP变化趋势以升高为主,长江沿岸及河湖滨岸区域植被NPP增加趋势显著。地区植被NPP Hurst指数平均值为0.72,在未来时期长三角地区NPP整体仍会呈现继续增加的变化趋势。气候因子对长三角地区植被NPP变化的贡献大于人类活动,且呈现正向影响。随机森林SHAP驱动因素分析表明,各影响因子中,降水、植被类型、高程对长三角地区植被NPP取值变化的影响较强,呈现正向影响,且各影响因子的作用具有明显的非线性特征。[结论] 2001—2023年,长三角地区植被NPP总体呈稳定增长态势,生态环境因素在NPP变化中发挥了重要的作用。未来应持续改善长三角地区生态环境,实现可持续增汇。

关键词: 植被净初级生产力; 时空演变; 驱动因素; 长三角
文献标识码: A **文章编号:** 1000-288X(2026)03-0435-12 **中图分类号:** S718.5, Q948

文献参数: 吴达, 邵光成, 陈广兵, 等.长江三角洲地区植被净初级生产力时空演变及其驱动因素[J].水土保持通报, 2026, 46(3): 435-446. Wu Da, Shao Guangcheng, Chen Guangbing, et al. Spatiotemporal evolution and driving factors of vegetation net primary productivity in Yangtze River delta region [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2026, 46(3): 435-446.

DOI:10.13961/j.cnki.stbctb.2026.03.038 **CSTR:32312.14.stbctb.2026.03.038**

Spatiotemporal evolution and driving factors of vegetation net primary productivity in Yangtze River delta region

Wu Da[1], Shao Guangcheng[1], Chen Guangbing[2], Liu Zhengjun[2], Jiang Enmian[3], Qi Rongting[3], Liu Zongqi[1]
(1.*College of Agricultural Science and Engineering, Hohai University, Nanjing, Jiangsu* 210098, *China*; 2.*Huai'an District Water Conservancy Bureau, Huaian, Jiangsu* 223200, *China*; 3.*Water Conservancy Bureau of Shuyang County, Suqin City, Suqian, Jiangsu* 223600, *China*)

Abstract: [Objective] The spatiotemporal evolution patterns and driving factors of vegetation net primary productivity (NPP) in the Yangtze River delta region from 2001 to 2023 were explored in order to provide a scientific basis for formulating rational ecological protection strategies in this region. [Methods] Based on long-terrn series MODIS NPP data, the spatiotemporal evolution characteristics of vegetation NPP in the Yangtze River delta and its influencing factors were analyzed using trend analysis, Hurst index analysis, partial correlation analysis, residual analysis, random forest regression, and SHAP interpretable analysis. [Results] From 2001 to 2023, vegetation NPP in the Yangtze River delta showed an increasing trend, with an average annual increase of

收稿日期: 2025-11-05 **修回日期:** 2026-01-17 **采用日期:** 2026-01-19
资助项目: 苏北灌溉总渠堤防加固工程(淮安市淮安区境内工程)科学研究试验项目(KJ20240096); 江宁区句容河综合整治工程科学研究试验项目(JNZC-2023GK0045)
第一作者: 吴达(1999—),男(汉族),江苏省南京市人,博士研究生,研究方向为农业遥感。Email:240310040001@hhu.edu.cn。
通信作者: 邵光成(1975—),男(汉族),山东省临沂市人,博士,教授,主要从事农业水资源高效利用研究。Email:sgcln@126.com。

3.39 g/(m²·a) (calculated by carbon). Its spatial distribution was characterized by high values in the south and low values in the north, among which the mean NPP of Zhejiang Province was significantly higher than that of other provinces. At the grid scale, it was found that the average Theil-Sen value of the study area was 2.71 g/(m²·a), with vegetation NPP showing an overall increasing trend. The increase in vegetation NPP was especially pronounced in areas along both banks of the Yangtze River and around rivers and lakes. The average Hurst index of regional vegetation NPP was 0.72, indicating that the overall NPP in the Yangtze River delta would continue to increase in the future. Climatic factors contributed more to vegetation NPP variation than human activities and exerted a positive effect. Furthermore, random forest and SHAP driving factor analysis showed that precipitation, vegetation type, and elevation had relatively strong positive effects on vegetation NPP values in the study area, and that the effects of all influencing factors exhibited obvious nonlinear characteristics. [Conclusion] From 2001 to 2023, vegetation NPP in the Yangtze River delta generally maintained a steady growth trend, with ecological environmental factors playing a crucial role in NPP variation. In the future, continuous efforts should be made in the improvement of ecological environment of the Yangtze River delta to achieve sustainable carbon sink enhancement.

Keywords: vegetation net primary productivity; spatiotemporal evolution; driving factors; Yangtze River delta

随着社会经济发展与城市建设用地扩张[1],随之而来的CO_2排放增加及温室效应已成为全球关注的紧迫环境问题[2]。如何阻止CO_2浓度继续增加成为了当今研究的重要课题[3]。净初级生产力(net primary productivity, NPP)是指生态系统中的植物在单位时间内排除自身维持生命活动所消耗的碳后利用光合作用固定的碳的总量[4],是决定生态系统划分碳源或碳汇的重要因素[5],能反映生态系统在长时间上的运行状况与全球气候变化和人类活动的关系[6],并推断未来持续发展水平[7]。因此,揭示植被NPP时空演变并分析其影响因素,对促进区域可持续发展以及最终实现《巴黎协定》的设想有着重要的意义[8]。

近年来,国内外学者从不同时空尺度对植被NPP的变化趋势及其影响机理开展了大量研究。Zhang Junping等[9]分析了2001—2020年京津冀地区NPP的时空变化模式,揭示了在栅格尺度上NPP变化与植被类型之间的强相关性。Jia Lu等[10]利用长江经济带1981—2017年的NPP和气象网格数据,分析了NPP的年变化模式及其对气候因子的线性和非线性响应。Wang Mingrui等[11]通过结合遥感与机器学习技术,对长江口2002—2022年NPP的变化趋势进行了分析,阐明了气候因子和人为活动对NPP长期变化的影响。Bai Wenqian等[12]在CASA模型融入MODIS NDVI与Landsat NDVI数据计算了大宁河流域的NPP变化趋势,并分析了影响NPP时空变化的主导因素。Ma Zhuoran等[13]采用CASA模型结合时空分析技术分析了近20 a京津冀地区和其不同生态功能子区域NPP的时空变化及其影响因素,量化了气候因子与土地覆盖的相对贡献。目前国内外对于影响植被NPP动态变化的因素研究还主要集中在利用相关性以及变化分析等方法与手段[14],无法探究植被NPP与驱动因素之间的重要性关系与量化指标[15]。人工智能机器学习算法为探究变量之间重要性的关系提供了新方法[16],能更深入地量化植被NPP变化及驱动因素的作用排名[17]。然而,传统机器学习模型的可解释性较差,在很大程度上作为黑箱模型而运行。在机器学习的基础上结合SHAP分析,可以更加细化每一个影响因子对模型最终结果的作用,解决了传统模型无法探究植被NPP与影响因素之间的非线性深层次关系与机器学习模型可解释性差的问题。

长三角地区受高强度城市化进程、产业集聚效应与全球气候变暖等多重因素的叠加影响,长期面临生态环境退化、区域生态承载力差等突出问题。当前,对该区域植被NPP的时空变化规律、变化驱动机制的系统性研究尚显不足,不同驱动因素的作用机理与贡献度仍需深入研究。因此,本研究基于MODIS NPP数据,采用趋势分析、Hurst指数分析、偏相关分析、残差分析等方法,对22 a来(2001—2023年)经济社会发展迅速,生态环境矛盾突出的长三角地区植被NPP变化进行分析,探究其在近22年快速发展时期的变化趋势和未来走势。同时,结合偏相关分析、残差分析方法并引入机器学习随机森林模型与SHAP可解释分析方法,探究影响长三角地区植被NPP变化的因素,分析这些因素对植被NPP的作用效果。研究成果对提高长三角地区碳汇质量,

促进区域可持续发展和最终实现国家“双碳”目标具有重要的实践和指导意义。

1　研究区域与研究方法

1.1　研究区概况

长三角地区位于中国东部沿海与长江流域交会处,涵盖上海市、江苏省、浙江省、安徽省在内的41个城市,区域面积3.58×10^5 km^2。区域以冲积平原为主,河网密度达4.8～6.7 km/km^2,年均温15～17 ℃,年降水量1 000～1 400 mm,区域水热条件良好,植被覆盖度高,耕地、林地分布广泛且为区域的主导用地类型,地区总体生态环境优越。2023年,地区生产总值达3.05×10^{13}元,占全国经济总量的近1/4,城市化率达到60%以上,建设用地的比例正逐渐提高,区域经济的快速发展与快速增长的城市化率导致区域的生态环境受到极大的挑战。

1.2　数据来源

植被NPP数据来源于Google Earth Engine(GEE)的MOD17A3 HGF版本的净初级生产(NPP)数据(2001—2023年),空间分辨率为500 m,时间分辨率为1 a;气温、降水量数据(2001—2023年)来源于国家地球系统科学数据中心(https://www.geodata.cn/),空间分辨率为1 km,时间分辨率为1月;DEM数据来源于地理空间数据云(https://www.gscloud.cn/),分辨率为30 m的原始高程数据;土地利用数据(2001—2023年)、植被类型数据(2001—2023年)、NDVI数据(2001—2023年)、土壤类型(2012年)以及社会经济数据(2001—2023年)等均来源于国家地球系统科学数据中心(https://www.geodata.cn/),空间分辨率为1 km,时间分辨率为1 a。以上数据经投影、重采样、裁剪等预处理以后,统一坐标系为WGS 1 984;空间分辨率为500 m;将时间分辨率为1月的数据合成转化为时间分辨率为1 a,气温按年均值计算、降雨量按年降雨量计算;以MOD17A3HGF数据为基底,将其他数据制作成与MOD17A3 HGF分辨率相同,栅格像元行列数一一对应的数据。

1.3　分析方法

1.3.1　Theil-Sen趋势分析与Mann-Kendall统计检验方法

本文采用非参数估计Theil-Sen趋势分析方法分析2001—2023年长三角区域NPP的变化趋势,该方法解决了传统线性回归易受遥感影像中的异常值影响且对时间序列数据分布要求高的问题,适用于长时序遥感影像变化分析[18],并采用Mann-Kendall统计检验法进行显著性检验。具体计算公式为

$$\mathrm{slope}=\mathrm{median}\left(\frac{\mathrm{NPP}_j-\mathrm{NPP}_i}{j-i}\right)\quad(2001\leqslant i<j\leqslant 2023) \tag{1}$$

式中,slope为变化斜率,NPP_i,NPP_j分别为时间序列i和j对应的NPP。当slope取值大于0时,表明NPP随时间的增长呈现增长趋势,当slope取值小于0时,表明NPP随时间的增长呈现下降趋势;slope绝对值越大,表明变化速率越快。

基于Theil-Sen趋势分析得到的NPP变化速率和方向与Mann-Kendall统计检验p值反映的趋势统计学显著性,参考现有研究对变化趋势的组合与分类方法[19],依照Theil-Sen趋势分析slope的取值结果与Mann-Kendall统计检验p值的取值结果将研究区NPP的变化趋势分为5类(表1)。

表1　Theil-Sen趋势分析和Mann-Kendall检验结果分类
Table 1　Classification of Theil-Sen trend analysis and Mann-Kendall test results

斜率	p值	NPP趋势变化
$r>0$	$p<0.01$	极显著增加
$r<0$	$p<0.01$	极显著减少
$r=0$	$p\geqslant 0.05$	不显著变化
$r>0$	$0.01\leqslant p\leqslant 0.05$	显著增加
$r<0$	$0.01\leqslant p\leqslant 0.05$	显著减少

1.3.2　Hurst指数未来趋势分析

Hurst指数通过定量测度长时序数据信息,分析过去的信息对未来的影响程度,依据计算结果判断当前数据在未来的变化趋势[20],具体计算公式为

$$\frac{R}{S}=(c\cdot m)^H \tag{2}$$

式中:R为极差;S表示标准差;c表示常数,将观测值分为n个子序列;m为任意正整数,且介于0～n;H为Hurst指数。当$0.5<H<1$表明NPP是一个持续性的序列且长期相关,未来趋势与过去一致;若$H=0.5$,表明NPP是随机性序列;若$0<H<0.5$,表示NPP出现反持续性即未来的趋势与过去的趋势相反,且值越接近0,反持续性越强。

1.3.3　偏相关分析

偏相关分析能够在剔除其他扰动因素的影响之后,直接分析出两个变量间的相关程度[21]。本文采用偏相关分析方法,分析2001—2023年气象因子对植被NPP的影响程度。具体计算公式为

$$R_{xy,z}=\frac{R_{xy}-R_{xz}\times R_{yz}}{\sqrt{(1-R_{xz}^2)\times(1-R_{yz}^2)}} \tag{3}$$

式中:$R_{x,y,z}$表示控制变量为z时,NPP与指定因子之间的偏相关系数,R_{xy},R_{xz},R_{yz}分别为变量x与变量

y,变量x与变量z,变量y与变量z的相关系数,本研究中x,y,z指代气温、降水与NPP。

1.3.4 残差分析

残差表示某要素的实际数值与理论计算数值的差值[22],在NPP变化分析当中,通过建立回归模型,量化气候变化和人类活动对植被变化的影响。具体计算公式为

$$NPP_C = a \cdot T + b \cdot P + c \tag{4}$$

$$NPP_H = NPP - NPP_C \tag{5}$$

式中:NPP_C为经过分析以后输入气温和降水的预测值,即理论气候变化对NPP产生的影响,NPP_H为残差,即排除气候变化情况下人类活动对NPP的影响;T,P分别表示气温和降水量;a,b,c为拟合模型参数值。

1.3.5 机器学习与可解释机器学习SHAP方法

机器学习是人工智能的核心分支,其利用算法从数据中自动学习规律和模式,能够有效处理复杂非线性问题,并通过数据驱动的方式有效发现隐藏特征与目标变量之间的映射关系[23],目前已被广泛地应用于数据预测、数据分类、数据优化等方面[24]。目前,主流的机器学习模型包括决策树、随机森林、XGBoost、支持向量机等。

SHAP是Lundberg和Lee提出的一种用于解释机器学习黑箱模型输出的方法,其基于博弈论的方法计算模型各输入参数的特征贡献值来解释模型的实际输出变化情况并计算对应的SHAP值[25]。每个特征的SHAP值代表对应因素对模型输出结果产生的贡献[26],并依照符号表示正向或负向影响,特征值表示最终输出的重要性。具体计算公式为

$$y_i = y_{base} + f(x_{i,1}) + f(x_{i,2}) + \cdots + f(x_{i,j}) + \cdots f(x_{i,k}) \tag{6}$$

式中:y_i为第i个栅格的NPP预测值;y_{base}为所有提取栅格的NPP预测平均值;x_i为第i个栅格的NPP观测值;$f(x_{i,j})$为x_i个栅格第j个特征的SHAP值;k为输入特征的数量。

为探究长三角地区植被NPP变化的核心影响因素,基于长三角地区发展现状与数据的实际可获取情况,并参考现有研究分析[27],从生态环境和人类活动两个主要维度选取影响植被NPP变化的因素。本文从生态环境角度选取气象、地形、植被、土壤4个类别,充分考虑长时序下的气候变化影响与植被适宜度条件影响。从人类活动角度选取社会经济、土地利用两个类别,充分考虑长时序下长三角地区人类社会发展导致的经济活动增加、人口增加、城市建成区扩张带来的生态变化影响,指标具体选取详见表2。

表2 长三角地区植被NPP指标选取

Table 2 Selection of vegetation NPP indicators in Yangtze River Delta region

类型	类别	影响因子	指标	类型	类别	影响因子	指标
生态环境	气象	X_1	气温/℃	人类活动	社会经济	X_8	人口/人
		X_2	降水/mm			X_9	经济/万元
	地形	X_3	高程/m			X_{10}	夜间灯光
		X_4	坡度/(°)		土地利用	X_{11}	土地利用
	植被	X_5	NDVI				
		X_6	植被类型				
	土壤	X_7	土壤类型				

2 结果与分析

2.1 长三角地区植被NPP时间变化特征

如图1所示,2001—2023年长三角地区植被NPP年均值(以C计)呈上升趋势,由2001年的533.12 g/(m²·a)上升至2023年的607.60 g/(m²·a),年均增长量为3.39 g/(m²·a)。不同时间段的NPP波动变化较大。其中2013—2016年NPP年均值由538.765 g/(m²·a)上升至602.62 g/(m²·a),第2 a时下降至579.80 g/(m²·a),第3 a迅速下降至539.95 g/(m²·a),波动幅度达64.17 g/(m²·a),2021—2023年NPP年均值由603.30 g/(m²·a)下降至540.26 g/(m²·a),在第2 a迅速上升至607.60 g/(m²·a),波动幅度高达67.34 g/(m²·a),为2001—2023年的最大变化。对长三角地区内不同省份植被NPP进行分析,按照NPP年平均值由高到低排列,依次为浙江省、上海市、安徽省、江苏省,按照NPP平均年变化率由低到高排列,依次为江苏省、浙江省、上海市、安徽省。其中,浙江省NPP年均值显著高于其他省份,呈现先下降后上升的态势,NPP年均值由716.03 g/(m²·a)上升至737.85 g/(m²·a),极端变化值出现少,年变化率在−10%~9%波动,NPP年变化率相对稳定,整体生

态水平较为优异;上海市呈现先快速波动下降后稳定波动的态势,NPP 年均值由 563.65 g/(m²·a)下降至 541.05 g/(m²·a),2001—2018 年上海市 NPP 年变化率快速变化,峰值出现在 2004 年,年变化率为 14%,在 2019 年以后,上海市的 NPP 值水平进入较为平稳的时期,年均变化率在正负 3% 变化,并始终维持到 2023 年;安徽省与江苏省变化模式高度相同,都是呈现波动上升的态势,安徽省 NPP 年均值由 450.61 g/(m²·a)上升至 569.63 g/(m²·a),江苏省 NPP 年均值由 461.88 g/(m²·a)上升至 541.05 g/(m²·a),有所不同的在于安徽省的变化率相比江苏更不稳定,安徽省的变化率差异显著,年变化率在 −16%～19% 剧烈波动,相较江苏省生态稳定性更差。

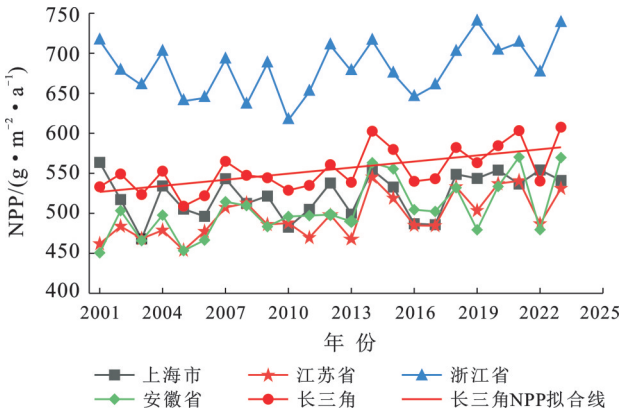


图 1　长三角地区植被 NPP 时间变化

Fig.1　Temporal variation of vegetation NPP in Yangtze River delta region

2.2　长三角地区植被 NPP 空间变化特征

如图 2a 所示,2001—2023 年长三角地区植被 NPP 均值空间差异性显著,植被 NPP 与坡度和高程有着明显的相关性,在空间分布上呈现自南向北减少的特征。长三角地区中部、北部,具体到江苏省中部、北部,安徽省中部、北部区域多为平原区域,海拔低,坡度缓,用地类型以耕地为主,长江两岸区域用地类型以建设用地为主,这些区域的用地相较林地这类生态用地 NPP 水平低下。长三角地区南部,具体到安徽省南部和浙江省南部、东部多为海拔较高、坡度较陡的山地区域,用地类型以林地为主,生态条件好,植被适宜度高,森林覆盖率高,固碳水平高。如图 2b 所示,2001—2023 年长三角地区植被 NPP 年变化的 Theil-Sen 趋势在 −33.72～30.85 g/(m²·a),平均值为 2.71 g/(m²·a),增加与减少趋势共同存在,但整体以增加趋势为主。分析增加明显的区域可以发现,主要分布在长江两岸以及河流湖泊区域,这些区域靠近水体,整体生态环境较好,因而呈现明显的增加趋势。如图 2c 所示,结合 Mann-Kendall 检验结果,研究时段长三角地区植被 NPP 年变化以显著变化为主,比例为 50.14%,在各类显著变化模式中比例最高的为极显著增加,面积比例为 30.95%,主要分布在长江两岸区域以及太湖周边区域;呈显著增加的面积比例为 15.03%,集中分布在安徽省西部、安徽省西北部区域;呈极显著减少的面积比例为 2.85%,集中分布在江苏省泰州市北部区域以及安徽省马鞍山市、安徽省宣城市与江苏省南京市三市交界处,呈显著减少的面积比例为 1.32%,整体分布较为零散。不显著变化区域面积比例为 49.86%,主要分布在浙江省南部区域、安徽与江苏省北部区域。

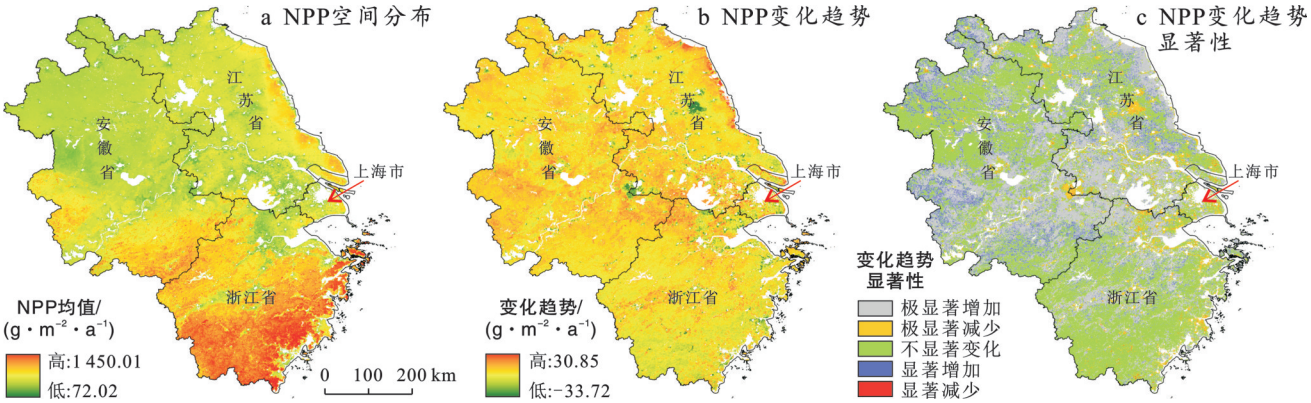


图 2　长三角地区植被 NPP 变化趋势与变化趋势显著性

Fig.2　Trend and significance of vegetation NPP variations in Yangtze River delta region

2.3　长三角地区植被 NPP 未来变化趋势

如图 3a 所示,2001—2023 年长三角地区植被 NPP Hurst 指数范围为 0.34～0.98,平均值为 0.72,表明在未来时期长三角地区 NPP 整体会呈现出与之前相同的变化趋势。如图 3b 所示,通过将 Theil-Sen 趋势变化图与 Hurst 指数图叠加进行分析,依照 Theil-Sen 呈现的变化趋势与 Hurst 指数提供的范围将长三角地区未来变化趋势进行分类,长三角地区植被

NPP 未来变化趋势以持续上升为主，面积比例为 83.23%，广泛分布于浙江省中部、西部与北部区域，安徽省全省区域与江苏省西部与沿海区域。其次为持续减少区域，面积比例为 16.26%，主要分布于浙江省南部区域、上海市南部区域、江苏省泰州市北部区域、安徽省马鞍山市、安徽省宣城市与江苏省南京市三市交界处以及各主要城市周边区域。由增加转为减少区域与由减少转为增加的区域比例较少，面积比例分别为 0.44% 与 0.06%，分布较为零散。通过分析可以发现，长三角地区植被 NPP 未来变化趋势与现有变化趋势高度一致，现有的增长区域在未来时间段当中依然会高概率保持继续增长，而现有的减少区域在未来时间段当中也依然会高概率继续减少，发生由增加转为减少、由减少转为增加的概率较小。整体而言长三角地区植被 NPP 仍然会保持继续上升的态势。

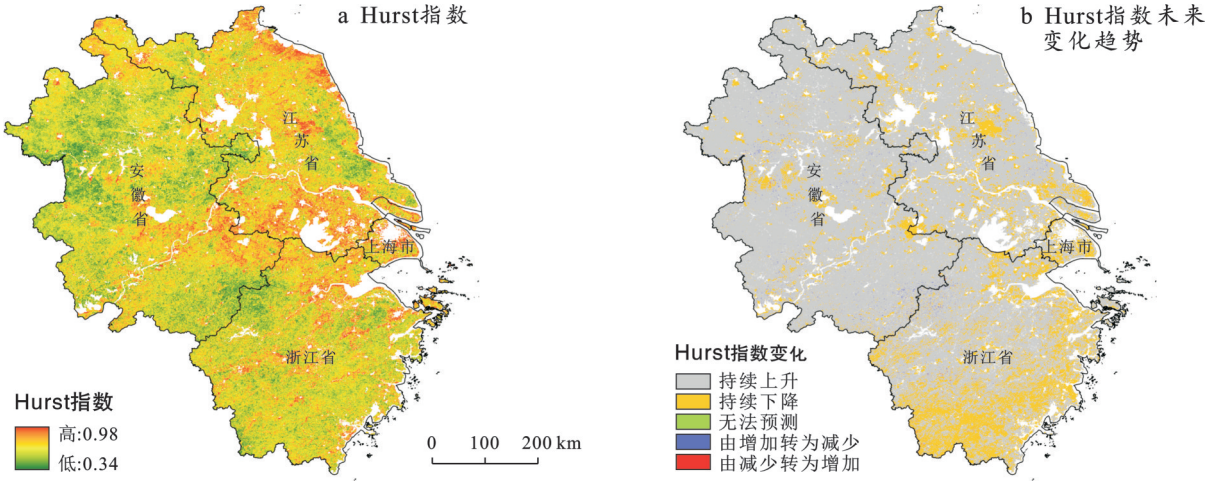


图 3 长三角地区植被 NPP Hurst 指数与指数未来变化趋势

Fig.3 Hurst index and its future variation trends of vegetation NPP in Yangtze River delta region

2.4 长三角地区植被 NPP 变化的时间空间响应

2.4.1 长三角地区植被 NPP 变化对气温、降水的响应

植被受气候变化影响明显，气候变化会对植被发育状态与生长周期造成长期影响。为探究长三角地区植被受区域气候变化的影响情况，本研究基于 2001—2023 年长三角地区气温、降水与植被 NPP 数据，分别对植被 NPP 与平均气温、降水量进行偏相关性分析。如图 4a 所示，2001—2023 年长三角地区植被 NPP 与气温的偏相关系数介于 −0.89～0.94，偏相关系数平均值为 0.22，植被 NPP 与气温呈正偏相关的区域比例为 81.38%，表明长三角大部分区域的植被 NPP 与气温呈正相关关系。如图 5a 所示，2001—2023 年长三角地区植被 NPP 与降水的偏相关系数介于 −0.89～0.88，偏相关系数平均值为 0.25。植被 NPP 与降水呈正偏相关的区域比例为 82.58%，表明长三角大部分区域的植被 NPP 与降水呈正相关关系。分析发现，长三角地区植被 NPP 与气温和降水具有相似的相关性，植被 NPP 对气温和降水的响应都是积极的，少部分对气温和降水响应不积极的区域主要分布在山地及河湖附近，这些区域受到地形及河湖微气候影响，导致气温和降水的变化作用影响变小。为进一步分析 2001—2023 年长三角地区植被 NPP 与气温和降水的关系，对植被 NPP 与气温和降水的偏相关系数进行显著性检验，以确定分析结果的可靠性。如图 4b 所示，依照植被 NPP 与气温的显著性检验结果，有 22.49% 的区域通过显著性检验。其中，植被 NPP 与气温呈极显著正相关的区域比例为 7.90%，呈极显著负相关的区域比例为 0.57%，植被 NPP 与气温呈显著正相关的区域比例为 13.05%，呈显著负相关的区域比例为 0.97%，呈现显著正相关的区域要比呈现显著负相关的区域分布更广，比例更大。整体来说，77.50% 的区域未通过显著性检验，长三角地区植被 NPP 与气温的偏相关性主要以不显著为主。如图 5b 所示，依照植被 NPP 与降水的显著性检验结果，有 29.96% 的区域通过显著性检验。其中，植被 NPP 与降水呈极显著正相关的区域比例为 10.95%，呈极显著负相关的区域比例为 0.21%，植被 NPP 与降水呈显著正相关的区域比例为 18.14%，呈显著负相关的区域比例为 0.65%，呈现显著正相关的区域要比呈现显著负相关的区域分布更广，比例更大。整体来说，70.03% 的区域未通过显著性检验，长三角地区植被 NPP 与降水的偏相关性主要以不显著为主。长三角地区植被 NPP 与气温与降水均整体呈现正相关的态势，气温更高、降水量更多的区域植被 NPP 值相对更大。长三角地区植被 NPP 与降水的偏

相关系数均值大于与气温的偏相关系数,NPP 与降水偏相关系数通过显著性检验的区域更多,因此,相对来说长三角地区降水对植被 NPP 的影响更大,是影响长三角地区植被 NPP 变化的主要气象因素。

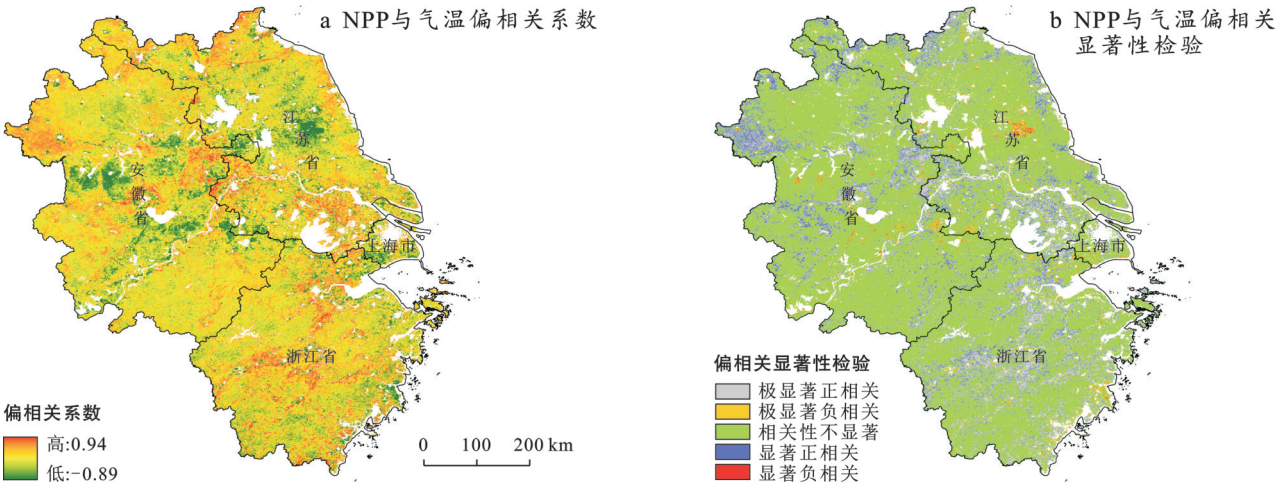


图 4　长三角地区植被 NPP 与气温偏相关系数与显著性检验

Fig.4　Partial correlation coefficients and significance tests between vegetation NPP and temperature in Yangtze River delta region

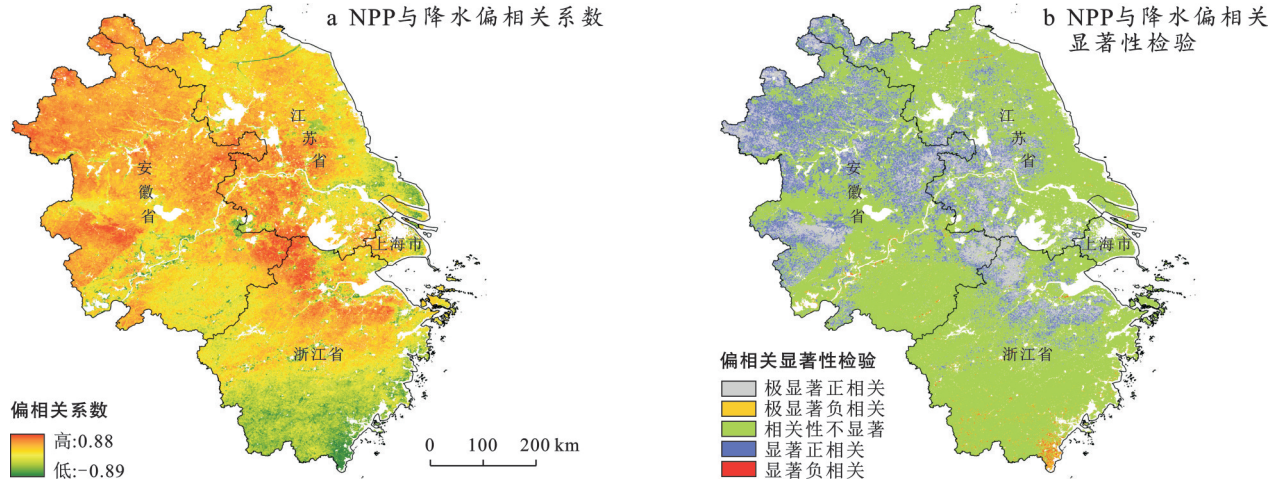


图 5　长三角地区植被 NPP 与降水偏相关系数与显著性检验

Fig.5　Partial correlation coefficients and significance tests between vegetation NPP and precipitation in Yangtze River delta region

2.4.2　NPP_C和NPP_H年际变化趋势

植被 NPP 的变化是气候因素和人为因素共同作用的结果,本文以气温、降水作为气候变化因子,根据气候因子的变化设定和计算植被 NPP 预测值(NPP_C),利用实际植被 NPP 值与根据气候因子计算得到的预测值的差值作为人为因素对植被 NPP 的影响值(NPP_H)。

如图 6 所示,2001—2023 年长三角地区植被NPP_C和NPP_H年均值均呈波动上升趋势。NPP_C由 2001 年的 513.24 g/(m²·a)上升至 2023 年的 558.19 g/(m²·a),年均增长量为 2.04 g/(m²·a)。NPP_H由 2001 年的 10.11 g/(m²·a)上升至 2023 年的 35.19 g/(m²·a),年均增长量为 1.14 g/(m²·a)。

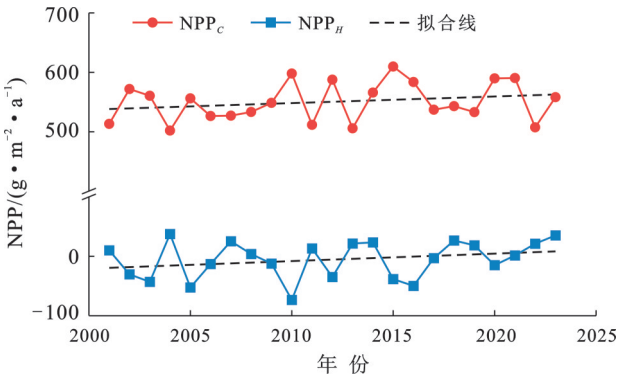


图 6　长三角地区植被 NPP 预测值(NPP_C)和人为影响值(NPP_H)年际变化趋势

Fig.6　Interannual variation trends of vegetation predicted value (NPP_C) and its human affected value (NPP_H) in Yangtze River delta region

2.4.3 NPP_C和NPP_H空间变化特征

如图7a所示，2001—2023年长三角地区植被NPP_C年变化趋势在−1.85～5.43 g/(m²·a)，平均值为1.32 g/(m²·a)，变化趋势呈现增加趋势的面积比例为80.52%，主要分布在安徽省南部、江苏省南部、上海市与浙江省北部，变化趋势呈现减少趋势的区域主要分布在安徽省北部、江苏省北部与浙江省南部。分布情况表明长三角植被NPP变化长期受到气候因素的正向影响，并且气候变化带来的植被NPP变化呈现缓慢增加的态势。如图7b所示，2001—2023年长三角地区植被NPP_H年变化趋势在−36.13～34.37 g/(m²·a)，平均值为1.25 g/(m²·a)，变化趋势呈现增加趋势的面积比例为68.97%，主要分布在安徽省北部、安徽省中部、江苏省北部、江苏省南部等区域，变化趋势呈现减少趋势的区域主要分布在安徽省西南部、江苏省东南部、上海市与浙江省西南部。分布情况表明长三角植被NPP变化长期受到人为因素的正向影响，并且人为因素带来的植被NPP变化呈现快速增加的态势。长三角地区植被NPP变化受到气候因素与人为因素的综合影响，在两者的综合作用下不断增长，趋势与NPP Theil-Sen趋势分析结果相同。气候因子的影响较人为因素更为显著。

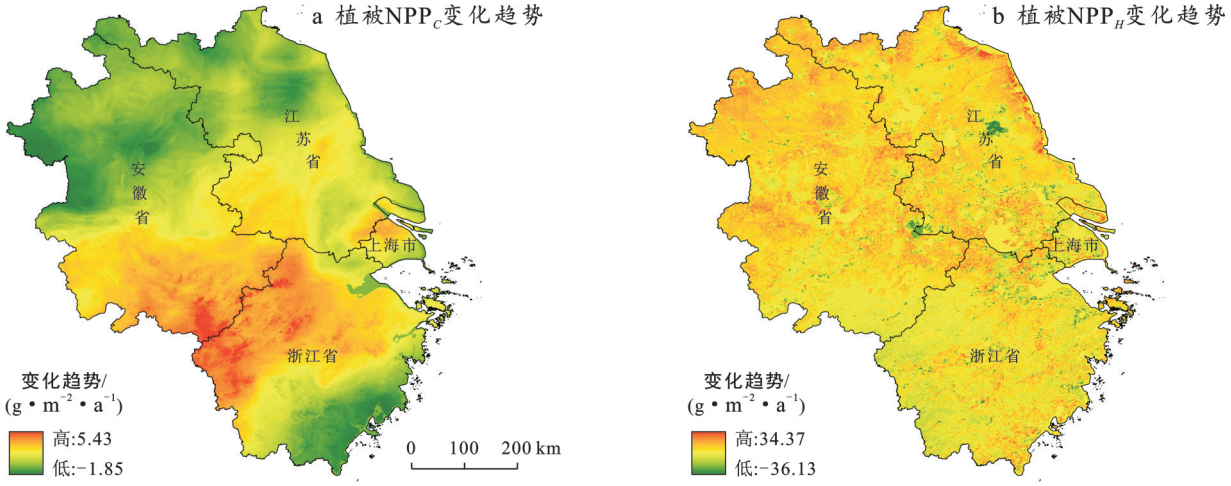


图7 长三角地区植被NPP预测值(NPP_C)和人为影响值(NPP_H)空间变化趋势

Fig.7 Spatial variation trends of vegetation predicted value (NPP_C) and its human affected value (NPP_H) in Yangtze River delta region

2.5 植被NPP变化驱动因素分析

2.5.1 机器学习建模

NPP的变化与NPP_C和NPP_H因素密切相关，NPP_C和NPP_H分别受到不同生态环境和人类活动因素的综合影响。为探究深层次生态环境和人类活动对植被NPP的非线性复杂影响关系，以NPP取值的变化量作为因变量Y，以11个生态环境和人类活动指标为自变量X，利用机器学习算法构建回归模型。使用的机器学习算法包括决策树、随机森林、XGBoost、支持向量机，基于Python平台构建模型，将指标的80%作为训练模型的训练样本，剩余20%作为测试样本。计算测试样本的精度，分析精度的实际情况与模型的参数情况，计算因子重要性。对各类机器学习算法在本研究中的精度进行对比，模型模拟结果详见表3。从统计学角度来看，4种评价指标的性能均符合模型假设条件，表明机器学习模型对这些数据具有较好的适用性。其中，随机森林回归模型在训练集与测试集上均展现出良好的预测效能，优于其他机器学习模型，整体泛化能力较强，是最适合模拟各因素对植被NPP影响分析的模型。具体而言，随机森林模型训练集的预测效果略优于测试集，训练集的决定系数(R^2)为0.957，测试集为0.723；R^2差值为0.234。训练集的RMSE为28.056，测试集的RMSE为72.385；RMSE差值为44.329。

表3 机器学习模型测试集精度评价

Table 3 Accuracy evaluation of machine learning models on test set

模型名称	决定系数R^2	均方根误差RMSE
决策树	0.574	89.780
随机森林	0.723	72.385
XGBoost	0.686	77.086
支持向量机	0.328	112.788

2.5.2 基于SHAP模型的解释性分析

为了探究各驱动因素对植被NPP的非线性复杂影响及各因素对于植被NPP变化的贡献，本文基于随机森林机器学习算法，结合SHAP模型解释法，对NPP的预测模型结果进行分析(图8)。结果表明，NPP取值的变化受降水、植被类型和高程影响度最

大,三者的 SHAP 平均值在 20 以上,分别为 22.3,22.0 和 20.4,三者的重要性比例为 15.97%,15.77%和 14.60%。其余因素中,坡度、NDVI、气温的 SHAP 平均值在 10 以上,分别为 19.2,17.8 和 10.7,人口、土壤类型、夜间灯光、GDP 和土地利用类型的 SHAP 平均值在 10 以下,分别为 7.2,6.9,6.1,3.9 和 3.1。整体来看,生态环境变化因素的 SHAP 平均值普遍较高,特征变量重要性排名靠前,对于 NPP 取值的变化有着更大的影响,而人类活动因素的 SHAP 平均值较低,排名靠后,对于 NPP 取值的变化影响较小。

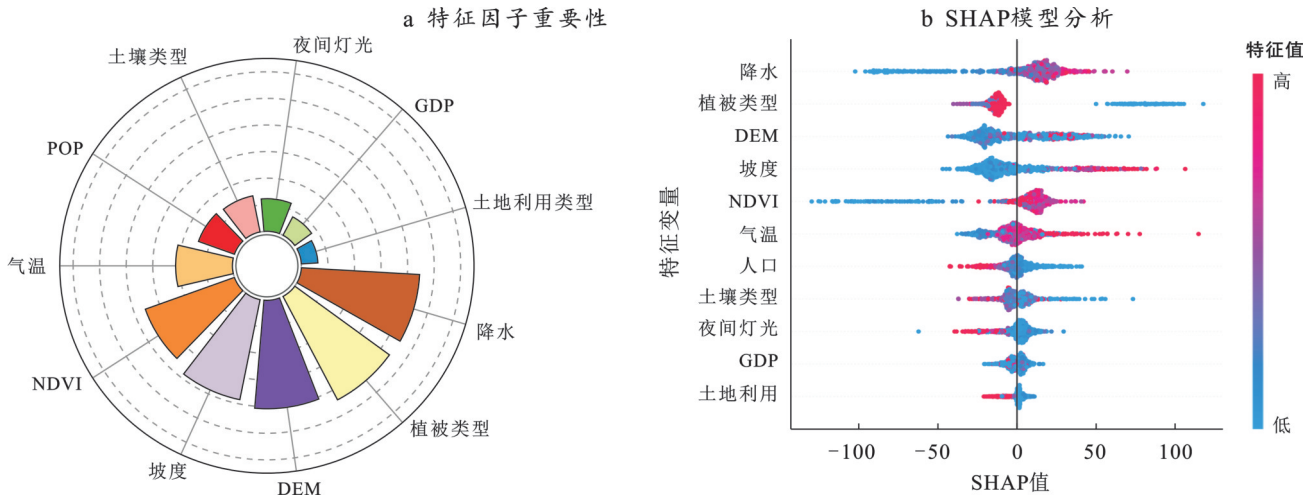


图 8　基于 RF 模型特征重要性与 SHAP 摘要图

Fig.8　Feature importance and SHAP summary plot based on RF model

为了探讨生态环境变化和人类活动因素对 NPP 的非线性复杂影响,本文选择 SHAP 可视化的重要性排序前 5 的主导因子(降水、植被类型、高程、坡度和 NDVI)进行分析,以直观展示不同影响因素值对 NPP 预测结果的影响,从而增加模型的可信度。如图 9 所示,在所有生态环境变化和人类活动因素当中,降水是影响 NPP 变化的最重要的特征,且排名远高于气温。降水量较低时,SHAP 值稳定趋于负值,表明过少的降雨量对 NPP 值有很强的抑制作用。随着降雨量的增大,SHAP 值逐渐稳定上升,降水与 NPP 值之间开始呈现显著的正向关系,在降雨量达到一定阈值时,SHAP 值稳定趋于正值,超过这个阈值以后,降水量增加对于 NPP 值增加有明显的促进作用。在降水量值增长至 117 mm 左右时,可以明显发现降水 SHAP 值显著升高,植被 NPP 值呈现显著高值,当降水量继续增加,曲线趋于平稳,表明降水量对于 NPP 值增长的影响趋于饱和,超过这一值后,降水量的增加不会导致 NPP 值的显著增长,过多的降水并不会导致植被固碳能力的继续增加,植被对于水源的需求已达到饱和。植被类型的重要性在所有因素当中排名第 2。在所有植被类型中,常绿阔叶林与常绿针叶林的平均 SHAP 值最大,常绿植被的固碳能力显著强于其他植被类型。落叶阔叶林、混交林、木本稀树草原的平均 SHAP 值呈现正值,表明这 3 类植被类型是利于固碳的植被类型。稀树草原、草地、永久湿地、非植被覆盖用地的平均 SHAP 值呈现负值,表明这 4 类植被类型对 NPP 值有负面影响,会很大程度影响植被的固碳。高程的重要性在所有因素当中排名第 3。在高程位于 0 值附近时,SHAP 值正负波动较大,对于 NPP 值的作用效果较弱,随着高程的逐渐增高,SHAP 值逐渐增长并逐渐转为正值,与 NPP 值呈现正相关态势,高程的增加对 NPP 值产生正面影响,海拔越高,植被的固碳能力越强。坡度、高程的重要性在所有因素当中排名第 4。坡度较低时 SHAP 值波动较大,坡度在 0~2°时,SHAP 值呈现正负值复杂分布,植被 NPP 值波动极大,上下限差值极大,很大程度上影响了 SHAP 值的计算。随着坡度增大,SHAP 值逐渐稳定趋于正值,坡度大于 2°时,坡度的 SHAP 值影响完全为正面影响。随着坡度增大,SHAP 值逐渐增大,坡度越大,植被的固碳能力越强。NDVI 的重要性在所有因素当中排名第 5,随着 NDVI 值的增加,其对应的 SHAP 值呈现先快速增加后逐渐平缓的趋势。当 NDVI 值位于 0.4~0.6 这个范围区间时,其对应的 SHAP 值为负,随着 NDVI 值的增加,SHAP 值快速上升。当 NDVI 值位于 0.7~0.8 这个范围区间时,其对应的 SHAP 值均为正值且逐渐上升,NDVI 值越高,植被 NPP 值越高。当 NDVI 值位于 0.8~0.9 这个范围区间时,SHAP 值均处于正值,呈现先上升后下降的趋势,表现为 NDVI 值变化到达临界值后,对 NPP 值变化的贡献趋缓,NDVI 的继续增加并不会导致 NPP 值的继续增长,甚至会产生抑制作用。

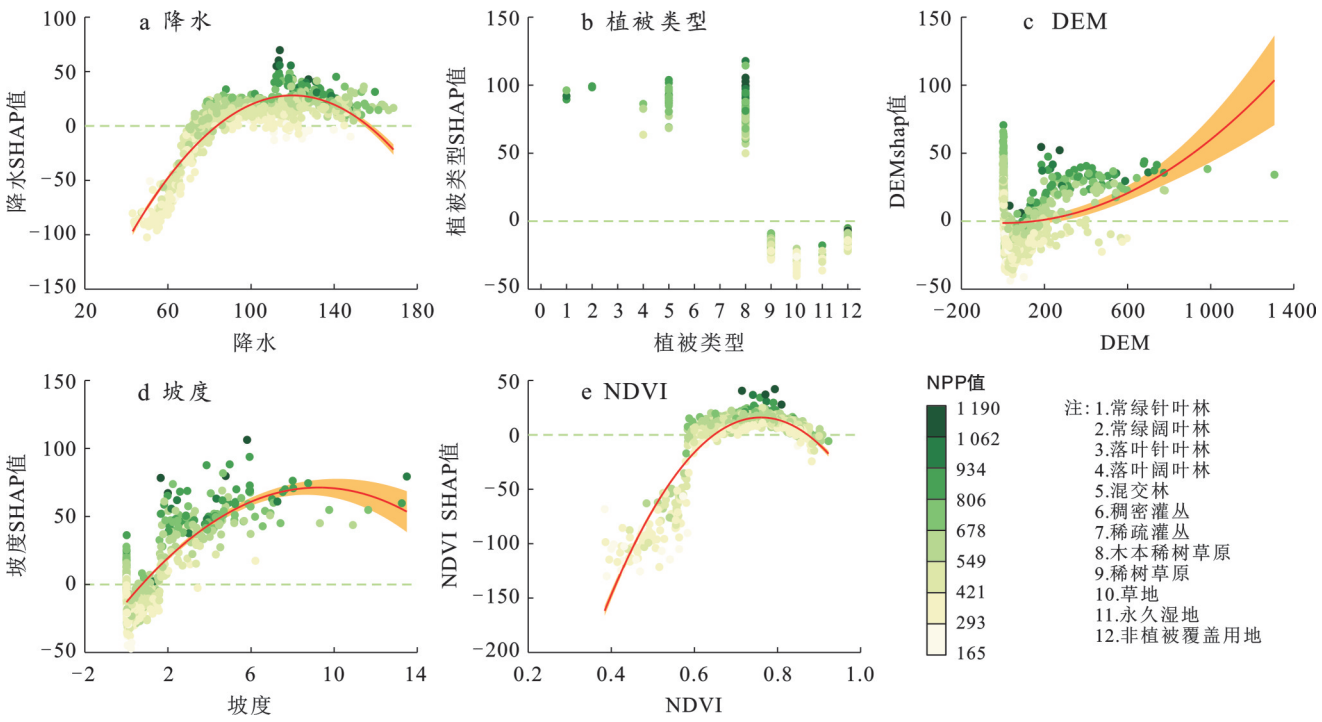


图 9 NPP 影响因子特征依赖图

Fig.9 Feature dependence diagrams of NPP influencing factors

3 讨 论

3.1 长三角地区植被 NPP 时空变化特征

时间变化上，2001—2023 年长三角地区植被 NPP 年均值呈上升趋势，年均值 533.12 g/(m²·a)上升至 2023 年的 607.60 g/(m²·a)，这与前人对长三角地区植被净初级生产力长时间变化分析的结果基本一致[27]。对长三角地区不同省份植被 NPP 进行分析，按照 NPP 年平均值由高到低排列，依次为浙江省、上海市、安徽省、江苏省，按照 NPP 平均年变化率由低到高排列，依次为江苏省、浙江省、上海市、安徽省，各省份的排列顺序与地区的地理环境有着密切的联系，浙江省 NPP 年均值显著高于其他省份，与整体生态环境保护较好有关，浙江省较长三角其他地区林地比例更高，山地多，海拔相对较高，植被适宜度好；上海市呈现先快速波动下降后稳定的态势，与上海市在 21 世纪初城市快速发展扩张有着密切关系，在 2019 年以后，随着上海市城市扩张速度放缓，城市的 NPP 水平也逐渐趋于稳定；安徽省与江苏省两省 NPP 值与变化模式高度相同，都是呈现波动上升的态势，这和两省的土地利用都以耕地为主相关。

空间变化上，2001—2023 年长三角地区植被 NPP 均值空间差异性显著，在空间分布上呈现自南向北减少的特征。这与前人对长三角地区 NPP 长时序空间分析的结果基本一致[28-29]。产生这种分布的主要原因在于长三角地区中部、北部多为平原区域，海拔低，坡度缓，用地类型以耕地为主，建设用地为辅，这些用地生态承载力弱，且受季节气候影响大，固碳能力弱且不稳定[28]。对比长三角地区南部海拔较高、坡度较陡的山地区域，用地类型以林地为主，覆盖大片阔叶林，生态条件好，植被适宜度和森林覆盖率高，植被生长旺盛，固碳水平高且相对稳定[29]。从空间变化来看，2001—2023 年长三角地区以显著变化为主，在各类显著变化模式中，极显著增加区域面积比例为 30.95%，显著增加的面积比例为 15.03%，这些区域集中分布在长江两岸区域、太湖周边区域、安徽西部、安徽西北部区域，这些区域靠近水源，原始生态环境较好，适合植被生长与固碳；呈极显著减少的面积比例为 2.85%，呈显著减少的面积比例为 1.32%，整体分布较为零散，主要集中分布在江苏泰州市北部区域以及安徽马鞍山市、安徽宣城市与江苏南京市三市交界处，这些区域多为城市交界处，是城市快速发展扩张的边缘地区，正在被快速开发，导致植被覆盖度急速下降，进而减少固碳。不显著变化区域面积比例为 49.86%，主要分布在浙江省南部区域、安徽与江苏省北部区域，这些区域多为多年林地与多年耕地，用地类型相对较为稳定，受影响较小，能保持相对稳定的固碳水平。

3.2 长三角地区植被 NPP 驱动因素

NPP 的变化与生态环境和人类活动因素密切相关，本文采用机器学习模型进行建模，通过对比常见几种机器学习模型的预测表现，随机森林模型的表

现最优。结合SHAP方法分析各驱动因素对植被NPP的非线性复杂影响表明:NPP取值的变化受降水、植被类型和高程影响度最大,这与前人的研究结果类似[30];其余因素的排列顺序为坡度、NDVI、气温、人口、土壤类型、夜间灯光、GDP和土地利用类型。生态环境变化因素的SHAP平均值普遍高于人类活动因素,生态环境变化的特征变量重要性排名更靠前,对于NPP取值的变化有着更大的影响,而人类活动因素的排名靠后,对于NPP取值的变化影响较小,且多为负向影响。长三角地区的主导用地类型为耕地与林地,两者占区域面积70%以上,且主要受生态环境变化因素的影响。降水作为影响NPP变化的最重要的特征,排名远高于气温,与长三角地区植被NPP变化对气温、降水影响的分析结果相同。降水量较低时,过少的降雨量会显著影响植被的正常生长,导致植被无法正常固碳。随着降雨量的增大,降水与NPP值之间呈现显著的正向关系,在曲线关系上呈现先快速上升后逐渐趋于平缓的趋势,展示降水量增加对NPP值的非线性影响。植被类型是排名第二的影响因素,不同植被对于区域固碳有着很大的影响,常绿植被能显著提升区域的固碳水平,而稀树草原、草地、永久湿地、非植被覆盖用地4类植被类型则并未提升区域固碳水平。高程与坡度是排名第3和第4的影响因素,两者的作用机制类似,作为地形因素对NPP的影响方式也表现趋近相同。在低值时对NPP的影响复杂,出现这种现象主要由于低值区域用地性质复杂,包含耕地、林地、草地、建设用地等多类型用地,这些用地类型受其属性影响,植被NPP值上下限差值极大,很大程度上影响高程与坡度的驱动力,但随着取值的增大,高程值与坡度值的增加变为正面影响,适合植被生长与固碳,且相对受人类活动影响较少,植被留存度及生态完整度高。NDVI是排名第5的影响因素,随着NDVI值的增加NPP值先快速增加后逐渐平缓。降水、高程、坡度和NDVI值的增长带来的NPP增加,说明适宜的地形和水分条件可以显著利于植被固碳。同时,这些因素的影响是非线性,并非常规的值越大影响越强烈,尤其是降水与NDVI,这些值在超过各自阈值后继续增加甚至会导致NPP的下降,对植被固碳能力产生反作用,这些发现为植被NPP研究提供更全面更细致的视角,同时也为优化碳汇管理和政策制定提供了新的科学依据。

4　结　论

(1) 2001—2023年长三角地区植被NPP年均值呈波动上升趋势,由2001年的533.12 g/(m^2·a)上升至2023年的607.60 g/(m^2·a)。各省份中,浙江省的NPP年均值显著高于其他省份,且年变化稳定性较高。空间分布上,研究区植被NPP呈现明显的"南高北低"的空间分布特征。

(2) 2001—2023年长三角地区植被NPP年变化的Theil-Sen趋势以增加趋势为主,NPP Hurst指数平均值为0.72,在未来时期长三角地区NPP会继续保持与Theil-Sen趋势相同的变化态势,植被NPP在未来将继续保持增加的态势。

(3) 2001—2023年长三角地区植被NPP_C和NPP_H年均值均呈上升趋势,NPP_C由2001年的513.24 g/(m^2·a)上升至2023年的558.19 g/(m^2·a),NPP_H由2001年的10.11 g/(m^2·a)上升至2023年的35.19 g/(m^2·a)。长三角地区植被NPP在人类活动和气候因子的共同影响下不断升高,气候因子对NPP升高的影响更为显著。

(4) 随机森林较其他机器学习模型更适用于植被NPP驱动因素分析模型构建。长三角地区植被NPP受降水的影响最为剧烈。生态环境变化因素对于NPP取值的影响显著强于人类活动因素,且其影响为正向影响。降水、高程、坡度、NDVI对NPP的作用呈显著非线性。

参考文献(References)

[1] 林伯强,刘希颖.中国城市化阶段的碳排放:影响因素和减排策略[J].经济研究,2010,45(8):66-78.
Lin Boqiang, Liu Xiying. China's carbon dioxide emissions under the urbanization process: Influence factors and abatement policies [J]. Economic Research Journal, 2010,45(8):66-78.

[2] 王锋,吴丽华,杨超.中国经济发展中碳排放增长的驱动因素研究[J].经济研究,2010,45(2):123-136.
Wang Feng, Wu Lihua, Yang Chao. Driving factors for growth of carbon dioxide emissions during economic development in China [J]. Economic Research Journal, 2010,45(2):123-136.

[3] Shi Qinren, Zheng Bo, Zheng Yixuan, et al. Co-benefits of CO_2 emission reduction from China's clean air actions between 2013—2020 [J]. Nature Communications, 2022,13:5061.

[4] Song Jian, Wan Shiqiang, Piao Shilong, et al. Global change and China's terrestrial carbon sink: A quantitative review of 30 years' ecosystem manipulative experiments [J]. Ecological Monographs, 2025,95(1):e70005.

[5] Mu Wenbin, Zhu Xingyuan, Ma Weixi, et al. Impact assessment of urbanization on vegetation net primary productivity: A case study of the core development area in

central plains urban agglomeration, China[J]. Environmental Research, 2023,229:115995.

[6] 陶波,李克让,邵雪梅,等.中国陆地净初级生产力时空特征模拟[J].地理学报,2003,58(3):372-380.
Tao Bo, Li Kerang, Shao Xuemei, et al. Temporal and spatial pattern of net primary production of terrestrial ecosystems in China [J]. Acta Geographica Sinica, 2003,58(3):372-380.

[7] Song Shu, Niu Jun, Singh S K, et al. Projection of net primary production under changing environment in Xinjiang using an improved wCASA model [J]. Journal of Hydrology, 2023,620:129314.

[8] 巢清尘,张永香,高翔,等.巴黎协定:全球气候治理的新起点[J].气候变化研究进展,2016,12(1):61-67.
Chao Qingchen, Zhang Yongxiang, Gao Xiang, et al. Paris agreement: A new start for global governance on climate [J]. Climate Change Research, 2016,12(1):61-67.

[9] Zhang Junping, Wang Jia, Chen Yuhan, et al. Spatiotemporal variation and prediction of NPP in Beijing-Tianjin-Hebei region by coupling PLUS and CASA models [J]. Ecological Informatics, 2024,81:102620.

[10] Jia Lu, Yu Kunxia, Li Zhanbin, et al. Spatiotemporal pattern of NPP and its response to climatic factors in the Yangtze River economic belt [J]. Ecological Indicators, 2024,162:112017.

[11] Wang Mingrui, Sun Kun, Jia Junjie, et al. Climate change drove the decline in Yangtze Estuary net primary production over the past two decades [J]. Environmental Science & Technology, 2024,58(43):19305-19314.

[12] Bai Wenqian, He Li, He Zhengwei, et al. Analysis of spatial and temporal variation of vegetation NPP in Daning River basin and its driving forces [J]. International Journal of Remote Sensing, 2023,44(19):6194-6218.

[13] Ma Zhuoran, Wu Jianjun, Yang Huicai, et al. Assessment of vegetation net primary productivity variation and influencing factors in the Beijing-Tianjin-Hebei region [J]. Journal of Environmental Management, 2024,365:121490.

[14] 李倩倩,杨艳蓉,张文艺,等.2000—2022年森林经营与干旱干扰对东北三省森林净初级生产力的影响[J].水土保持通报,2024,44(6):308-317.
Li Qianqian, Yang Yanrong, Zhang Wenyi, et al. Effects of forest management and drought disturbance on forest net primary productivity in three northeastern provinces from 2000 to 2022 [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2024,44(6):308-317.

[15] 周妍妍,朱敏翔,郭晓娟,等.疏勒河流域气候变化和人类活动对植被NPP的相对影响评价[J].生态学报,2019,39(14):5127-5137.
Zhou Yanyan, Zhu Minxiang, Guo Xiaojuan, et al. Relative effects of climate change and human activities on net primary productivity in Shule River basin [J]. Acta Ecologica Sinica, 2019,39(14):5127-5137.

[16] Wang Ziyu, Zhou Youfeng, Sun Xinyu, et al. Estimation of NPP in Huangshan district based on deep learning and CASA model [J]. Forests, 2024,15(8):1467.

[17] Chen An, Zhong Xuzhen, Wang Jinliang, et al. Spatiotemporal patterns and driving forces of net primary productivity in south and southeast Asia based on Google Earth Engine and MODIS data [J]. Catena, 2025,249:108689.

[18] Fernandes R, Leblanc S G. Parametric (modified least squares) and non-parametric (Theil-Sen) linear regressions for predicting biophysical parameters in the presence of measurement errors [J]. Remote Sensing of Environment, 2005,95(3):303-316.

[19] Liu Yanxu, Wang Yanglin, Peng Jian, et al. Correlations between urbanization and vegetation degradation across the world's metropolises using DMSP/OLS nighttime light data [J]. Remote Sensing, 2015,7(2):2067-2088.

[20] 江田汉,邓莲堂.Hurst指数估计中存在的若干问题:以在气候变化研究中的应用为例[J].地理科学,2004,24(2):177-182.
Jiang Tianhan, Deng Liantang. Some problems in estimating a Hurst exponent: A case study of applicatings to climatic change [J]. Geographical Science, 2004,24(2):177-182.

[21] 闫敏,李增元,田昕,等.黑河上游植被总初级生产力遥感估算及其对气候变化的响应[J].植物生态学报,2016,40(1):1-12.
Yan Min, Li Zengyuan, Tian Xin, et al. Remote sensing estimation of gross primary productivity and its response to climate change in the upstream of Heihe River basin [J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2016,40(1):1-12.

[22] 易浪,任志远,张翀,等.黄土高原植被覆盖变化与气候和人类活动的关系[J].资源科学,2014,36(1):166-174.
Yi Lang, Ren Zhiyuan, Zhang Chong, et al. Vegetation cover, climate and human activities on the Loess Plateau [J]. Resources Science, 2014,36(1):166-174.

[23] Pal M. Random forest classifier for remote sensing classification [J]. International Journal of Remote Sensing, 2005,26(1):217-222.

[24] Belgiu M, Drăguţ L. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016,114:24-31.

(下转第459页)